개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식에 관한 연구

임은경[†] · 김광백[††]

요 약

본 논문은 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식에 대한 연구이다. 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하기 위해 수평 · 수직 에지의 형태학적 정보를 이용하고, 추출된 번호판에서 문자를 포함하는 특징 영역을 추출하기 위해 SOFM을 적용한 윤곽선(contour) 추적 알고리즘을 이용한다. 추출된 특징 영역의 인식은 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 사용한다. 본 논문에서 제안한 퍼지 ART 알고리즘은 클러스터링 하는데 있어서 임의의 패턴과 저장된 패턴사이의 불일치 허용도를 나타내는 유사도(vigilance threshold)를 동적으로 설정함으로써 기존의 퍼지 ART 알고리즘을 개선한다.

추출 실험 결과, 수평 · 수직 에지의 형태학적 정보를 이용한 추출 방법이 RGB와 HSI 컬러 정보를 이용한 추출 방법보다 추출율이 개선되었다. 인식 결과에서도 개선된 퍼지 ART 알고리즘이 기존의 퍼지 ART 알고리즘과 SOFM 알고리즘보다 인식율이 향상되었다.

A Study on the Recognition of Car Plate using an Enhanced Fuzzy ART Algorithm

Eun-Kyoung Lim[†] and Kwang-Baek Kim[††]

ABSTRACT

The recognition of car plate was investigated by means of the enhanced fuzzy ART algorithm. The morphological information of horizontal and vertical edges was used to extract a plate area from a car image. In addition, the contour tracking algorithm by utilizing the SOFM was applied to extract the specific area which includes characters from an extracted plate area. The extracted characteristic area was recognized by using the enhanced fuzzy ART algorithm. In this study, we propose the novel fuzzy ART algorithm different from the conventional fuzzy ART algorithm by the dynamical establishment of the vigilance threshold which shows a tolerance limit of unbalance between voluntary and saved patterns for clustering.

The extraction rate obtained by using the morphological information of horizontal and vertical edges showed better results than that from the color information of RGB and HSI. Furthermore, the recognition rate of the enhanced fuzzy ART algorithm was improved much more than that of the conventional fuzzy ART and SOFM algorithms.

1. 서 론

현재 차량 이용 인구가 늘어나면서 교통량의 조사와 교통량의 상황을 그때 즉시 파악하기가 어려워졌다. 차량과 관련된 범죄가 많아졌고 차량의 이동성이라는 특징으로 인해 차량 범죄의 해결이 힘들어지고 있다.

차량 영상의 추출에 관한 최근 발표된 국외에서의 연구로는 호프변환(Hough Transform)을 이용한 번호판 추출 방법이 있다[1,2]. 호프변환은 차량영상에

본 연구는 1999년 신라대학교 교내 연구비 지원에 의한 것임.
† 준회원, 신라대학교 전자계산학전공
†† 정회원, 신라대학교 컴퓨터정보공학부 인터넷응용공학전공

서 에지(edge)를 검출한 후, 호프 변환을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 이 방법은 번호판의 테두리가 선명하지 못하거나 수직, 수평 에지가 많이 검출되는 차량에 대해서는 번호판 영역 추출이 어렵고 처리 시간이 길기 때문에 실제 적용하기가 어렵다. 국내의 연구로는 영역분할 후 병합(merge)에 의한 방법, 번호판 영역의 명암 변화 특성에 의한 방법, 컬러 정보를 이용한 방법 등이 있다[3,4]. 영역분할 후 병합에 의한 방법은 전체 영상을 수많은 작은 직사각형 영역으로 구분하고 각 직사각형 내의 균일성을 측정하여 번호판이 있을 가능성이 있는 후보영역을 찾고, 후보 영역에 대해 차례로 호프변환을 이용하여 추출하는 방법이다. 이 경우 부적절한 초점의 동기화에 의해 번호판 테두리가 선명하지 않거나 빛의 반사와 형틀 변형에 따른 잡음이 있는 경우 번호판 영역 추출이 어려운 단점을 가진다. 반면에 명암의 변화에 대한 특성을 이용한 방법은 번호판 영역이 다른 영역보다 밝기의 변동폭이 크고 현저하며 변동횟수가 많다는 특성을 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 이 방법의 경우, 인식율이 매우 높은 것으로 나타나지만, 문제는 실시간 처리를 위해 구현하는 하드웨어의 비용과 설비 비용이 많이 요구된다. 그리고 컬러 정보를 이용한 방법으로는 RGB 컬러 정보를 이용한 방법과 HSI 컬러 정보를 이용한 방법이 있다. 컬러 정보를 이용한 방법은 승용차인 경우에 번호판 영역의 색상이 녹색이라는 정보를 이용하여 추출하는 방법이다. 컬러 정보를 이용한 방법은 어두운 영상이나 밤에 촬영된 영상의 경우 번호판 영역 추출이 어려운 단점이 있다[19].

앞에서와 같이 차량 영상 추출에 관련된 연구들은 문제점이 존재한다. 이런 차량 영상 추출의 문제점을 해결하기 위해서는 다음의 사항을 개선해야 한다. 첫째, 속도를 개선해야 한다. 차량 인식 시스템의 응용분야에 따라 다르겠지만, 톨게이트에서의 차량 인식을 위해 사용하는 경우에는 실시간 처리가 가능해야 하고, 처리 속도가 빨라야 한다. 둘째, 잡음에 강해야 한다. 차량 번호판 추출 방식에서 많이 나타나는 문제로써 잡음을 들 수 있다. 셋째, 하드웨어의 비용과 설비비용이 적게 들어야 한다. 아주 좋은 성능의 차량 인식 시스템이 존재하더라도, 하드웨어의 비용과 설비비용이 많이 든다면, 실질적으로 적용하기가 어렵다[1-4].

위의 문제점들을 해결하기 위해, 본 논문에서는 수평・수직 에지 방식을 이용한다. 수평・수직 에지 방식을 이용한 차량 번호판 추출 방법은 차량 영상에서 수평 및 수직 에지 영상을 검지하고 에지로 나타나는 직사각형을 후보 영역으로 설정하여 번호판 영역을 추출하는 방식이다. 수평・수직 에지 방식을 이용한 차량 번호판 추출 방법은 마스크를 이용한 에지의 추출 방법으로, Wavelet이나 호프변환 방식과 같은 고난도 방식에 비해 쉽게 구현할 수 있고 처리 속도도 빠르다. 그리고 명암 변화의 특성을 이용한 방법과 같이 특별한 하드웨어나 설비를 요구하는 방식도 아니다. 수평・수직 에지 방식은 간단한 방법이지만, 번호판 영역의 특성을 이용하면, 간단한 전처리에서도 추출 성능을 향상시킬 수 있다.

차량 번호판 인식 방법으로는 패턴 인식과 인공 신경망 알고리즘을 이용한 인식 방법이 있다. 패턴 인식의 경우에는 새로운 패턴이 하나 생성되면 그 패턴에 맞는 규칙을 정의해주어야 하며 프로그램의 수정이 불가피한 단점을 가진다. 이에 비해 인공 신경망 알고리즘은 이런 단점을 보완하고 있으며, 학습(learning)을 통해 특징을 분류하는 학습 알고리즘으로 인하여 잡음에 강하고, 새로운 패턴에 대한 정보를 기존의 정보에 잘 흡수 할 수 있을 뿐 아니라, 프로그램의 특정한 수정이 없이도 새로운 패턴을 추가할 수 있다.

인공 신경망의 SOFM(Self-Organization Feature Maps) 알고리즘은 구조상 수행이 상당히 빠른 모델이고, 실시간 처리에 유용하고 연속적인 학습이 가능한 특성을 가지지만, 클러스터링할 때 이웃(neighboring) 값의 설정에 따라 인식율이 달라지는 문제점을 가진다. 그래서 본 논문에서는 기존의 ART 알고리즘의 문제점을 개선한 알고리즘으로 차량 번호판 영역에서 추출된 각 문자와 숫자를 인식한다. 기존의 ART2 알고리즘은 새로운 입력 벡터가 들어오는 경우, 서로 다른 유사한 기존의 클러스트로 갱신되는 문제점이 있다. 이는 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키기 때문이다. 이런 문제를 해결하기 위해서 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다[17]. 본 논문에서는 퍼지 ART 알고리즘을 개선하여 차량 번호판 인식에 적용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘은 경계 변수를 동적으로 설정하여 인식율을 개선한다.

본 논문에서 번호판 영역은 직사각형의 형태학적인 정보를 이용하여 번호판 영역을 추출하고 윤곽선 추적으로 각 문자와 숫자를 추출하여, 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용하여 인식한다. 2장에서는 수평수직 에지 방식과 형태학적인 특성을 이용한 차량 번호판 추출 방법과 코호넨의 SOFM 알고리즘을 이용한 윤곽선 추출방법을 제안한다. 3장에서는 추출된 번호판의 각 문자와 숫자들을 개선된 퍼지 ART 알고리즘으로 학습 및 인식하고, 4장에서는 제안한 방식으로 차량 번호판 시스템을 구현하여 분석하다.

2. 차량 영상에서 번호판 추출 및 글자 추출

자동차 번호판 시스템은 그림 1에서처럼 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 부분과 각 문자와 숫자를 추출하는 부분, 인식하는 부분으로 나눌 수 있다[5,6].

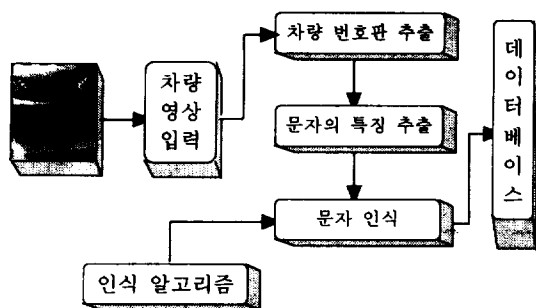



그림 1. 차량 번호판 인식 시스템의 구조도

번호판 영역을 추출하기 위해서는 먼저 차량영상에서 번호판의 공통점과 특징을 분석 및 정의한다. 그 이후에 번호판의 특성을 이용하여 차량 영상에서 번호판 영역을 추출한다. 본 논문에서는 수평·수직 에지 작업 방식과 번호판 영역의 형태학적 특성을 이용하여 번호판 영역을 추출하는 방법을 제안한다.

차량 번호판의 특성에 따른 조건을 살펴보면 다음과 같이 표현된다.

조건 1 : 번호판은 가로 : 세로 = 2 : 1의 비율을 가진 직사각형의 모형이다.

조건 2 : 번호판 영역은 숫자와 글자의 표현으로 다른 영역에 비해서 밀집비율이 높다.

조건 3 : 번호판 내의 문자와 숫자는 일정한 위치 정보를 가진다.

주어진 차량 전면 영상에 대해 수평·수직 에지 방식에 따라 위의 조건을 이용하여 차량 영상의 번호판 영역을 추출한다. 차량 영상에서 수평·수직 에지 영상을 검지하고 에지로 나타나는 직사각형 영역을 찾는다. 직사각형 영역을 후보영역으로 설정하고, 이 후보영역들 사이에서 조건 2에 따라 밀도비율이 높고 동시에 조건 1을 만족시키는 부분을 번호판 영역으로 추출한다.

2.1 차량 영상에서 번호판 추출

앞의 조건들에 의해서 수평·수직 에지 방식과 형태학적 정보를 이용하여 번호판 영역을 추출한다. 수평·수직 에지 방식은 1차 미분을 이용하여 수평과 수직 에지를 추출하는 마스크로 수평·수직 에지를 추출한다. 그리고 이 수평과 수직 에지를 이용하여 형태학적인 분석으로 직사각형의 모양이 나타나면 후보 영역으로 설정하게 되고, 이 후보 영역들 중에서 앞의 조건1과 조건2를 만족하는 경우를 번호판 영역으로 설정한다.

차량 번호판 추출 방법은 입력된 차량 영상을 그레이 영상(gray image)으로 변환을 시킨다. 그레이 영상에서 1차 미분을 이용한 수평과 수직 에지를 추출하기 위해 마스크를 이용하여 수평 에지 영상과 수직 에지 영상으로 변환시킨다. 그리고 '번호판 영역은 직사각형의 모양을 가진다'는 번호판 영역의 형태학적 속성을 이용해서 영상에서 나타나는 형태학적 정보인 직사각형 모양을 에지를 이용해서 찾는다. 이 방식은 수평 에지와 수직 에지의 선이 만나는 지점을 연결하여 직사각형의 모양을 탐지한다. 탐지된 직사각형들 중 크기가 너무 작은 경우에는 주위의 직사각형과의 밀도 비율을 비교하여 유사하면 주위의 직사각형과 합치고, 직사각형의 크기가 너무 큰 경우에는 직사각형의 밀도 비율을 조사하여 일정하지 않으면 직사각형을 분리한다. 이 방식에서 탐지된 직사각형들을 후보 영역으로 설정한다. 그리고 후보 영역 중에서 번호판 영역 특성에 가장 적합한 영역을 번호판 영역으로 추출한다. 후보 영역 중에서 추출된 직사각형의 가로 세로의 비가 2대 1의 비율을 가지고 밀도비율이 다른 영역에 비해서 높다는 정보를 이용하여 이들을 만족하는 직사각형을 번호판 영역으로 설정한다.

본 논문에서는 차량 영상의 번호판 영역 추출 방식으로 수평·수직 에지 방식으로 형태학적 속성을 이용하여 추출한다. 이 방식은 컬러영상과 그레이 영상에 상관없이 번호판 영역을 추출할 수 있을 뿐 아니라, 영업용 차량과 자가용 차량의 구분 없이도 추출이 가능한 장점을 가진다. 차량 영상에서 번호판 영역을 추출하는 단계는 그림 2로 표현된다.

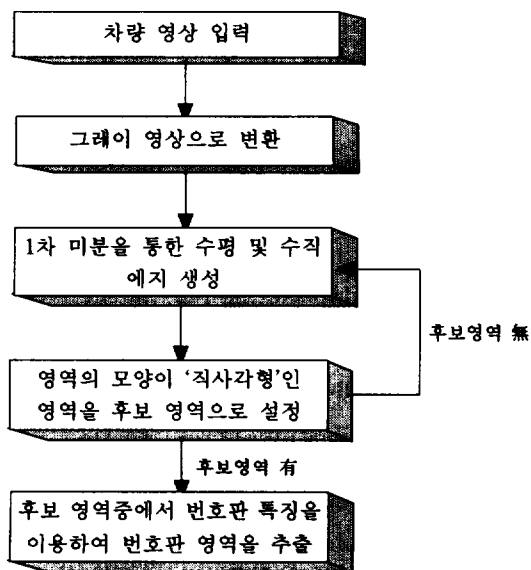



그림 2. 차량 번호판 영역 추출 단계

그림 3은 수행된 번호판 영역 추출 과정이다.

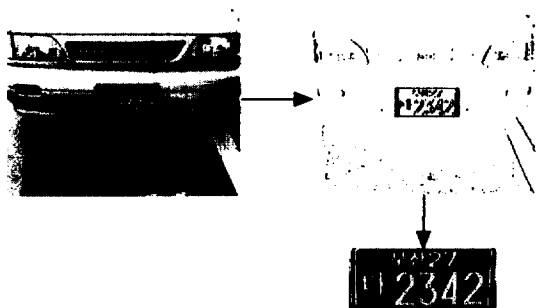



그림 3. 차량 번호판 영역 추출 과정

2.2 SOFM 알고리즘을 이용한 번호판 문자의 윤곽선 추출

번호판 영역에서 각 문자와 숫자를 추출하는 것은 영상 처리 기술로, 다양한 처리 방법들이 있다. 번호판 영역에서 각 문자와 숫자를 추출하는 방법들은 앞의 조건 3을 이용하여 차량 번호판에서 나타나는 숫자나 글자의 위치 정보를 파악하고, 추출된 번호판 영역에서 그 비율에 따라 분리하는 방법, 숫자와 글자를 구분 짓는 윤곽선을 추출하는 방법, 임계값을 그레이 레벨의 히스토그램에서 계산하여 추출하는 방법, 단순히 하나의 임계값을 주어 임계화 시키는 방법 등이 있다[7-11]. 본 논문에서는 숫자와 글자를 구분하기 위해서 윤곽선을 추출하는 방법을 이용한다. 3×3 마스크를 이용하여 8방향으로 윤곽선 추출하거나 2×2 마스크를 이용하여 4방향으로 추출하는 방법이 있다[12]. 본 논문에서의 각 문자와 숫자를 추출하는 방법은 추출된 번호판 영역을 y좌표의 히스토그램으로 밀도비율을 계산하여 상 하위의 영역으로 나누어서 구분한다. 그리고 구분된 영역에 대해서 2×2 마스크를 SOFM 알고리즘에 적용시켜 윤곽선을 추출하는 방법으로 각 문자와 숫자들을 추출한다. 2×2 마스크에 SOFM 알고리즘을 적용시키는 이유는 SOFM 알고리즘은 입력 패턴에 나타나는 특징을 모아주기 때문에, 윤곽선에서 나타나는 잡음을 최대한 줄여주는 특성을 가진다. 그림 4는 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크이다.

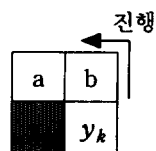
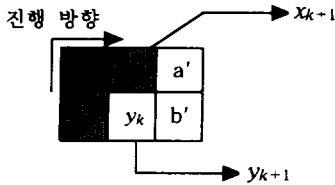
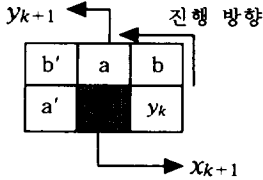



그림 4. 윤곽선 추출을 위한 2×2 마스크

2×2 마스크 알고리즘은 영역의 경계 픽셀중의 하나를 시작점으로 선택하여 마스크의 x_k를 그림 4와 같이 시작점에 위치시키고, a와 b에 대응되는 두 픽셀을 고려하여 마스크의 다음 진행 방향을 결정한다. 윤곽선 추적은 반시계 방향으로 진행한다. a가 경계 픽셀이고 b가 배경 픽셀이면 현재의 상태를 유지하면서 진행한다. a, b가 경계 픽셀이거나 a가 배경 픽셀이고 b가 경계 픽셀이면 그림 5의 (a)처럼 회전하고 a, b가 배경 픽셀이면 그림 5의 (b)처럼 왼쪽으로 회전하여 진행방향을 변경한다. 표 1은 2×2 마스크의 진행방향을 도표로 보여주고 있고 이 진행방향을

SOFM 알고리즘을 이용해서 구현한다. SOFM 알고리즘의 구현 방법은 각각의 a, b에 대한 배경 또는 경계 값을 입력 패턴으로 하고, 진행 방향을 출력으로 설정하고 학습한다. 그림 5의 x_{k+1}와 y_{k+1}는 x_k와 y_k의 다음 위치이고, x_k와 y_k는 마스크의 현재 위치이다. 학습한 후, 이미지의 한 점의 중심(x_k)에서 a, b 위치에 대한 경계 또는 배경 값을 인식을 위한 입력 벡터로 입력하면 인식 결과로 진행 방향을 반환한다.

(a) a, b가 경계 픽셀일 경우의 진행 방향

(b) a, b가 배경 픽셀일 경우의 진행방향

a, b, x_k, y_k : 기본적인 2×2 마스크의 현재 위치
a', b' : a와 b의 다음 위치
x_{k+1}, y_{k+1} : x_k와 y_k의 다음 위치

그림 5. a, b값에 따른 진행 방향

표 1. 2×2마스크의 a, b에 따른 마스크의 진행 방향

	a	b	x_{k+1}	y_{k+1}
전진	1	0	a	b
우측	0	1	b	y_k
우측	1	1	a	x_k
좌측	0	0	x_k	a

번호판 영역에서 문자와 숫자를 추출하기 위한 작업은 그림 6에서와 같은 단계로 처리된다.

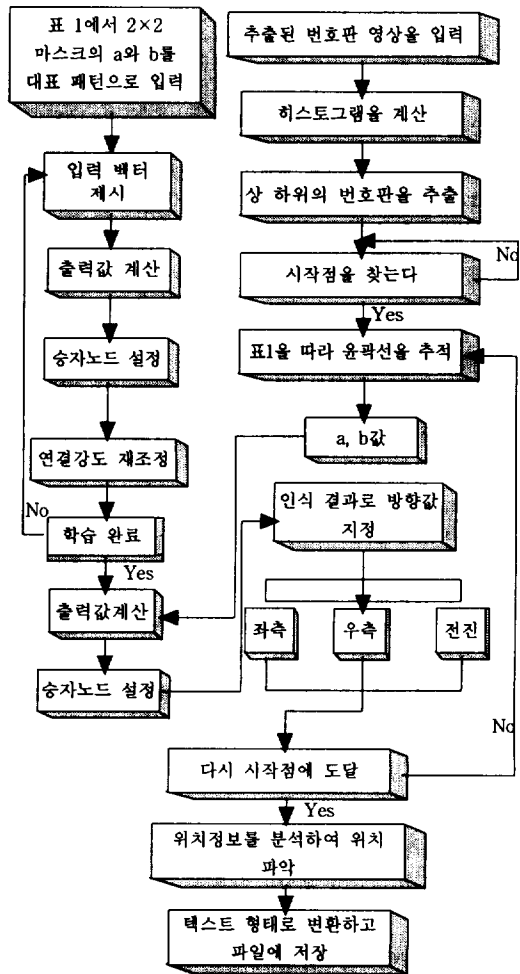



그림 6. 번호판 영역에서의 숫자와 문자 추출 단계

3. 차량 번호판 인식 알고리즘

본 논문에서는 차량 번호판 인식 시스템에 사용될 인식 알고리즘으로 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 사용한다. 개선된 퍼지 ART 알고리즘은 기존의 ART2 알고리즘과 퍼지 ART 알고리즘의 문제점을 해결하기 위해서 경계 변수값을 동적으로 설정하여 인식율을 개선한다. SOFM 알고리즘을 이용한 인식은 개선된 퍼지 ART알고리즘과 비교하기 위한 평가 알고리즘으로 사용한다.

3.1 SOFM 알고리즘을 이용한 인식

SOFM 알고리즘은 비지도 학습의 한 형태로 자기

조직화(self-organization)하여 경쟁 구조를 가진다. 자기 조직화란 주어진 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습 할 수 있는 능력을 말한다. SOFM 알고리즘은 구조상 수행이 상당히 빠른 모델이고, 실시간 처리에 유용하고 연속적인 학습이 가능한 특성을 가진 알고리즘이다. 그리고 SOFM 알고리즘은 자기조직화를 통한 정확한 통계적 모델이므로 차량 번호판 인식 시스템에 유용하게 사용된다. SOFM 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식 시스템은 먼저 입력 패턴을 받아 학습을 한다. SOFM 알고리즘의 학습 과정은 입력 패턴과 각 뉴런들의 연결강도 벡터와의 사이가 얼마나 가까운지를 계산하여, 가장 가까운 뉴런과 그 이웃의 뉴런들만이 특권을 부여받아, 가까운 뉴런은 입력 패턴에 더욱 가깝게 연결강도 벡터를 수정하게 된다. SOFM 알고리즘을 이용한 자동차 번호판 인식 시스템에서 학습이 종료되고 나면, 인식에 들어간다. 인식은 인식할 데이터의 입력 패턴이 학습된 경쟁층의 뉴런들 사이에서 가장 가까운 뉴런을 찾아서 출력값과 비교하여 인식하는 작업이다. SOFM 알고리즘은 통계적 모델로, 정확도를 높이기 위해서는 네트워크의 크기가 클수록 잘 작동한다. 그림 7은 SOFM 알고리즘의 구조도를 나타낸다.

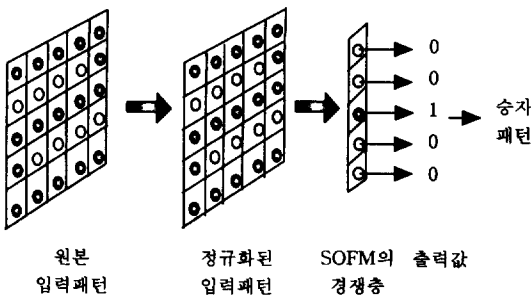



그림 7. SOFM 알고리즘의 구조도

SOFM 알고리즘은 계층적인 시스템이 아니라 그림 7에서 보는 것처럼 두개의 층으로 이루어져 있다. 이 네트워크의 첫 번째 층은 정규화된 입력패턴으로 입력층을 의미하고, 윤곽선 추출 단계에서 추출한 각 문자들의 텍스트 형태의 값들이 입력층의 입력값으로 들어온다. 두 번째 층은 경쟁층(competitive layer)인데 2차원의 격자 또는 1차원의 격자로 이루어져 있다. 모든 연결들은 첫 번째 층에서 두 번째 층으로 연결되고 완전연결(fully connected)되어 있다. SOFM 알고리즘은 '승자-독점(winner-take all)' 방식이다. 승자만이 출력을 낼 수 있으며 승자와 그 이웃들만이 그들의 연결강도를 조정할 수 있기 때문이다. 각 뉴런들은 연결강도 벡터와 입력벡터가 얼마나 가까운가를 계산하고, 각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여받기 위해 경쟁하기 되는데, 입력층과 경쟁층사이의 거리가 가장 가까운 뉴런이 승자가 된다. 이 승자 뉴런이 출력신호를 보낼 수 있는 유일한 뉴런이 된다[13,14].

번호판 인식 시스템에서 윤곽선 추출과 문자의 정합(matching)에 사용된 SOFM 알고리즘은 그림 8의 단계와 같다.

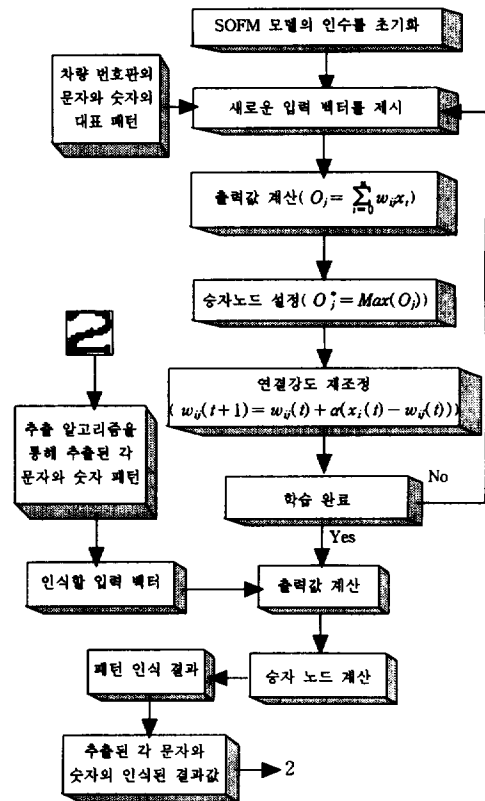
그림 8에서처럼 첫 번째 단계에서는 SOFM 알고

w_{ij} : 입력층(i)과 경쟁층(j) 사이의 weight값
x_i : 입력값
i : 입력층의 인덱스
j : 경쟁층의 인덱스
α : 학습을 위한 상수

그림 8. SOFM을 이용한 차량 번호판의 학습 및 인식 알고리즘

리즘에 사용되는 각 인수들이 초기화되고, 새로운 입력 벡터로 차량 영상에서 추출된 각 문자와 숫자를 대표할 수 있는 대표 패턴을 입력 패턴으로 제시한다. 대표 패턴을 입력받아 출력값 계산, 승자 노드 설정, 연결 강도 재조정을 통해 학습이 완료되면 인식 단계로 넘어간다. 인식 단계에서는 추출 알고리즘을 통해서 추출된 각 문자와 숫자 패턴들을 입력시켜서 출력값을 계산하고 승자 노드를 계산하면 승자 노드에 해당되는 클러스터의 결과값이 인식의 결과로 반환된다.

3.2 개선된 퍼지 ART 학습 알고리즘을 이용한 인식

ART2는 Grossberg와 Capenter에 의해 제안된 신경회로망 모델로써 적응성과 안정성을 가지고 있으며 실시간적인 학습이 가능하다[15,16]. ART2는 이진 입력 패턴과 아날로그 입력 패턴에 대해서도 학습 가능한 모델이다. 기본적인 ART2 알고리즘은 다음과 같다.

$$\text{if } \|Pattern^{new} - W_j^{old}\| < \rho \text{ then}$$
$$W_j^{new} = \frac{Pattern^{new} + W_j^{old} \times \|cluster_j\|}{1+\|cluster_j\|} \quad (1)$$
$$\text{else } W_j^{new} = Pattern^{new}$$

(단, $\|Cluster_j\|$: 클러스터 j에서 멤버의 수,

W_j : 클러스터 j에 대한 연결 가중치, $\rho \in [0,\ 1]$)

ART2의 연결 가중치 변화는 모든 입력 패턴의 평균값을 취함으로 클러스터 생성에 고르게 반응하게 된다. 그러나 ART2의 연결 가중치는 입력 벡터가 들어오는 경우 특징이 서로 다른 유사한 기존의 클러스터가 갱신되는 경우가 생기게 된다. 그 원인은 입력 벡터가 연결 가중치 벡터와의 평균에 의해 가중치의 특징을 감소시키는 때문이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 퍼지 논리 연산자를 사용한 퍼지 ART 알고리즘이 제안되었다[17,18].

퍼지 ART 알고리즘에서는 기본적인 퍼지 논리 교 연산자를 사용하여 출력값을 계산하는 수식은 다음과 같다.

$$\frac{\| T \wedge X \|}{\|X\|} \quad (2)$$

여기서 $\wedge$는 퍼지 논리 Min 연산자이다.

그리고 흥분 뉴런에 의해서 승자 뉴런이 선택하는 과정은 퍼지 귀속도(fuzzy membership degree)에 의해서 계산된다.

$$\mu = \frac{\|X \wedge T\|}{a + \|T\|} \quad (3)$$

여기서 μ는 퍼지 귀속도를 나타내며 a는 0과 1사이의 상수값이다.

퍼지 ART 알고리즘에서 가중치를 조정하는 식은 다음과 같다 .

$$T(t+1) = \beta(X \wedge T(t)) + (1-\beta)T(t) \quad (4)$$
$$where \quad \beta \le 1$$

퍼지 ART 알고리즘에서 경계 변수(vigilance parameter)는 패턴들을 클러스터링 하는데 있어서 반지름 값이 되며 임의의 패턴과 저장된 패턴과의 불일치(mismatch) 허용도를 결정한다[18]. 이 경계 변수가 크면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 카테고리(category)로 분류하게 된다. 반대로 경계 변수가 작으면 입력 패턴과 기대 패턴 사이에 많은 차이가 있더라도 허용하므로 입력 패턴들을 대략적으로 분류한다.

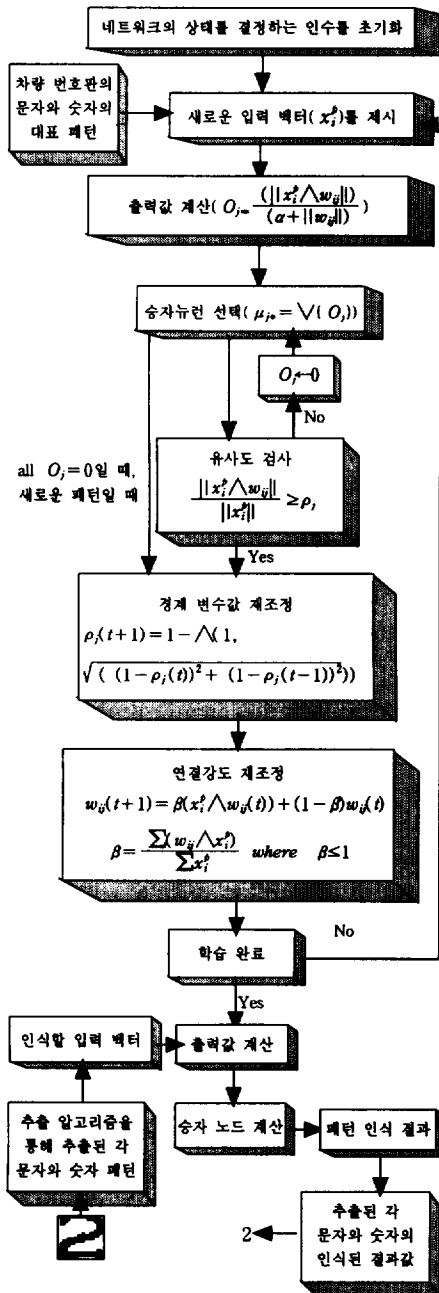
그러므로 자동차 번호판 인식에 적용하기 위해서는 경험적으로 경계 변수값을 설정해야 하므로 어려운 점이 많다. 서로 다른 유사한 특징을 갖는 패턴들이 많을 경우에는 경계 변수값을 설정하는 것은 매우 어렵다. 그러므로 퍼지 논리 접속 연산자를 사용하여 경계 변수값을 유사성을 가지는 특징에 따라 동적으로 조정하는 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 제안한다. 퍼지의 교 접속 연산자는 총체화 된 값이 모든 입력 중 가장 작은 값보다 크지 않은 성질을 갖는 연산자로서, Yager의 교 연산자의 경우

$$\mu_{(X_1,\ldots,X_n)} = 1 - Min\left[1,\ \left((1-X_1)^p + \ldots + (1-X_n)^p \right)^{\frac{1}{p}}\right] \quad (5)$$

로 정의된 $p \in (0, \infty)$값에 따라 단조 감소하는 함수이다. Yager의 교 연산자를 사용하여 경계 변수값(ρ)을 동적으로 조정하는 식은 다음과 같다.

$$\rho(t+1) = 1 - \wedge(1,\ \sqrt{((1-\rho(t))^2 + (1-\rho(t-1))^2)}) \quad (6)$$

차량 번호판에서 추출된 숫자나 문자를 인식하기 위하여 기존의 퍼지 ART를 개선하여 차량 번호판에

적용한다. 번호판 인식에 적용할 개선된 퍼지 ART 학습 및 인식 알고리즘은 그림 9와 같다.

p : 패턴의 인덱스

ρ : 유사도(경계 변수 값)

β : 기존의 패턴과 새로 입력된 패턴의 조합의 비율을 나타내는 상수

그림 9. 개선된 퍼지 ART를 이용한 차량 번호판의 학습 및 인식 알고리즘

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 차량 번호판 인식 시스템을 구현한 결과는 표 2, 표 3 그리고 표 4와 같다. 640×480 픽셀 크기의 256컬러 차량 영상 40개와 그레이 차량 영상 10개를 대상으로 실험하였다. 차량 번호판 인식 시스템은 IBM 호환 기종의 펜티엄 상에서 C++ Builder로 구현하였다. 표 2에서 번호판 추출 갯수는 차량 영상에서 수평 · 수직 에지를 이용한 추출 방법으로 번호판이 정확히 추출된 갯수를 의미하고, 50개의 영상 중에서 50개 모두 추출되었음을 나타낸다. 문자 추출의 갯수는 SOFM 알고리즘을 이용한 2×2 마스크 방식으로 정확히 추출된 번호판의 문자와 숫자의 갯수이다. 표 2에서는 수평 · 수직 에지에 의해 나타나는 형태학적 정보를 이용한 번호판 영역 추출 성능과 SOFM 알고리즘을 적용한 2×2 마스크 방식에 의한 각 문자의 추출 성능을 나타내었다. 표 3에서는 256컬러 차량 영상 10개를 추가하여 본 논문에서 제안한 번호판 추출 방법을 RGB컬러 정보를 이용한 추출 방법과 HSI 컬러 정보를 이용한 추출 방법과 비교하였다. 본 논문에서 제안한 번호판 영역 추출 방법이 다른 추출 방법보다 추출율이 향상되었다는 사실을 알 수 있다.

표 2. 차량 번호판 추출 결과 (정확히 추출(인식)된 갯수/영상에서 추출(인식)되어야 하는 갯수)

	수평, 수직 에지에 의한 형태학적 정보를 이용한 추출 방법의 번호판 추출 갯수	SOFM 알고리즘을 적용한 2×2 마크스 방법의 문자 추출 갯수
작은 문자	50/50	97/100
큰 문자		50/50
작은 숫자		83/85
큰 숫자		200/200

표 3. RGB/HSI 컬러 정보를 이용한 차량 번호판 추출 방법과의 추출 결과 비교

	RGB를 이용한 추출 방법	HSI를 이용한 추출 방법	제안된 추출 방법
추출 갯수	49/50	48/50	50/50

그림 10은 HSI 컬러 정보를 이용한 차량 번호판

추출 방법으로 추출에 실패한 결과를 보여주고 있다. 그리고 실패한 이미지를 본 논문에서 제안한 추출 방법으로 추출한 결과를 보여주고 있다.

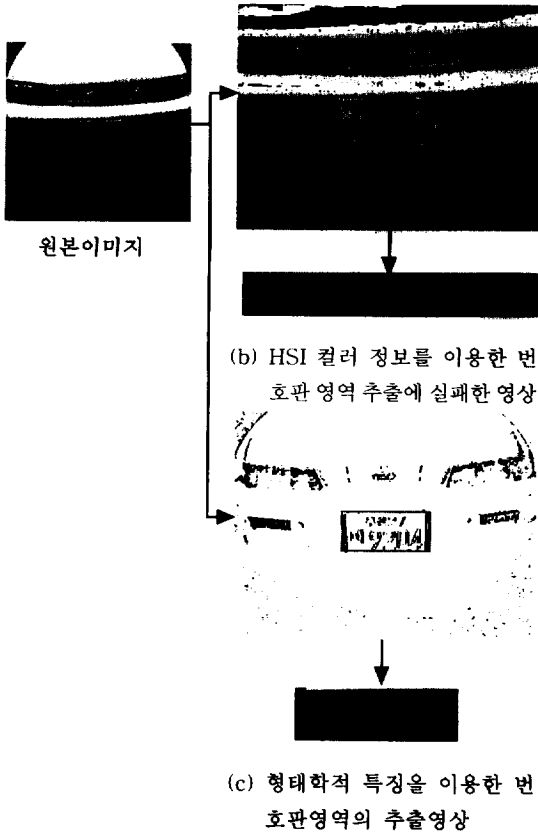



그림 10. HSI 컬러 정보를 이용한 방법과 제안된 방법과의 추출 결과 비교

그림 11에서는 형태학적 정보를 이용한 추출 방법이 그레이 차량 영상에 상관없이 추출이 가능함을 의미한다.

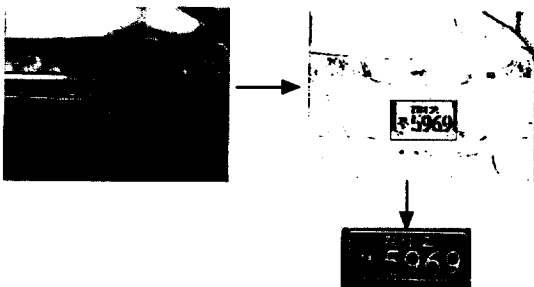



그림 11. 그레이 차량 영상의 추출 결과

표 4에서는 작은 숫자영역을 인식 못하는 경우가 발생하는 SOFM 알고리즘과 작은 숫자영역과 작은 문자영역을 인식하지 못하는 경우가 발생하는 퍼지 ART 알고리즘보다 본 논문에서 제안한 개선된 퍼지 ART 알고리즘의 인식 성능이 향상됨을 알 수 있다. SOFM 알고리즘에서 학습 상수인 α값을 0.7로 설정하였다. 학습 상수 α값을 임의로 설정하여 테스트한 결과, 인식율이 가장 높고, 클러스터의 갯수가 가장 많이 나타나는 0.7로 설정하였다.

표 4. 차량 번호판 인식 결과 비교

	SOFM 인식 갯수	퍼지 ART 인식 갯수	개선된 퍼지 ART 인식 갯수
작은 문자	97/97	96/97	97/97
큰 문자	50/50	50/50	50/50
작은 숫자	82/83	82/83	83/83
큰 숫자	200/200	200/200	200/200

그림 12에서는 SOFM 알고리즘에서 생성되는 클러스터에 대한 승자(Winner)노드의 갯수를 보여주고 있다. 클러스터에 대한 승자노드는 패턴의 분류성을 나타낸다. 패턴의 분류에서 클러스터에 대한 승자노드의 갯수가 중요한 의미를 가지는데, 클러스터에 대한 승자노드의 갯수가 크면 특징이 분산되어서 하나의 패턴을 분류하기 위해 많은 시간과 공간을 낭비하게 되며, 클러스터에 대한 승자노드의 갯수가 작으면 패턴의 특징이 중복되어서 오분류하기가 쉽다. 그러므로 그림 12에서는 반복 횟수에 따른 클러스터에 대한 승자노드의 갯수가 증가함을 나타내었다.

SOFM의 결과 - 반복횟수에 따른 클러스터에 대한 승자노드의 갯수

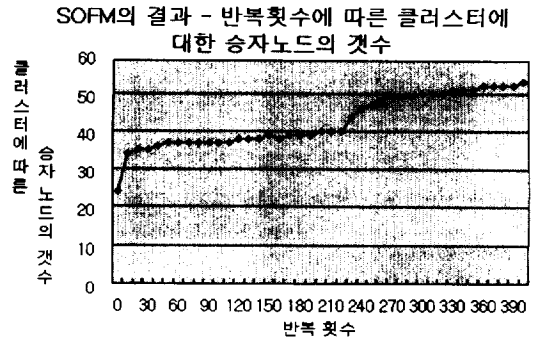



그림 12. SOFM 인식 결과 - 반복 횟수에 따른 클러스터에 대한 승자노드 갯수

퍼지 ART 알고리즘은 기존의 클러스터와 입력 패턴과의 거리값을 계산하고 입력 패턴에 가장 가까운 클러스터와의 유사성를 측정하여 패턴을 분류하는 학습 방식이다. 여기서, 가장 중요한 요소가 되는 것이 경계 변수(ρ)인데, 이 경계 변수는 클러스터의 갱신된 갯수에 상관없이 정적인 값으로 줄 수 있다. 그러나 클러스터의 갱신된 갯수가 커지면 갱신된 패턴들의 모든 특징을 포함할 수 있어야 하므로 경계 변수가 줄어들어야 한다. 클러스터의 갱신된 갯수가 클러스터마다 다르므로, 패턴들의 특성을 잘 분류할 수 있도록 클러스터마다 각각의 경계 변수를 동적으로 설정한다. 표 5에서는 개선된 퍼지 ART 알고리즘의 동적인 경계 변수와 퍼지 ART 알고리즘의 정적인 경계 변수의 사용으로 생성된 클러스터의 갯수를 의미한다. 그리고 그림 13에서는 클러스터의 갱신된 갯수에 따른 동적인 경계 변수의 변화량을 나타내었다.

표 5. 정적인 경계 변수와 제안된 동적인 경계 변수에 대한 클러스터 갯수 비교(실험에서 추출된 클러스터의 갯수 / 학습 데이터의 갯수)

	숫자의 클러스터의 갯수	문자의 클러스터의 갯수
개선된 퍼지 ART의 동적인 경계 변수	243/285	129/150
퍼지 ART의 정적인 경계 변수	282/285	145/150

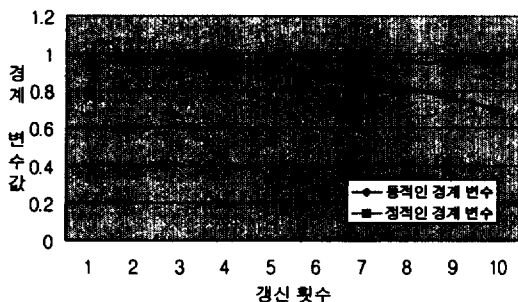



그림 13. 퍼지 ART 알고리즘에서 클러스터 갯수에 대한 동적인 경계 변수와 정적인 경계 변수의 변화

그림 14는 차량 번호판 추출 및 인식 프로그램의 전체 화면을 보여준다.

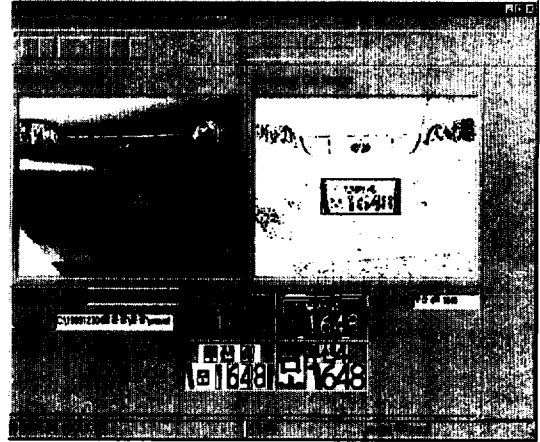



그림 14. 차량 번호판 추출 및 인식 시스템

5. 결 론

본 논문에서는 차량 영상을 수평·수직 에지 방식으로 차량 번호판 영역의 형태학적 속성을 이용하여 번호판 영역을 추출하였고, 개선된 퍼지 ART를 이용하여 번호판의 문자와 숫자를 인식하였다.

본 논문에서 50개의 차량영상에서 50개의 번호판 영역을 추출하였다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 개선된 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 차량 번호판 인식은 SOFM 알고리즘과 기존의 퍼지 ART 알고리즘보다 인식율이 개선되었다. 그리고 수평·수직 에지 방식으로 차량 번호판 영역의 형태학적 속성을 이용하여 번호판 영역을 추출하는 방법은 RGB 컬러 정보를 이용한 번호판 추출 방법과 HSI 컬러 정보를 이용한 번호판 추출 방법과 비교하여 추출 성능이 개선됨을 알 수 있었다. 제안된 방식은 컬러영상과 그레이 영상에 상관없이 번호판 영역을 추출할 수 있을 뿐 아니라, 영업용 차량과 자가용 차량의 구분없이도 추출이 가능한 장점을 가진다.

향후 연구 과제로는 다양한 시간대에 촬영한 자동차 번호판 영상을 통해 번호판 영역이 하이라이트된 경우와 저조도의 경우에 있어서 실질적인 테스트 작업을 거쳐 차량 번호판 인식 시스템을 데이터베이스와 연결하여 주차관리 시스템을 개발 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 최형진, 오영환, 나가지마, "컴퓨터 영상처리를 이용한 차량번호판 추출 방법," 전자공학회논문지, 제24권, 제2호, pp.309-314, 3월, 1987.

[2] 최형진, 오영환, 나가지마, "피라미드 구조화 호프변환을 이용한 차량 번호판 추출방법," 한국정보과학회, '87 봄 학술발표논문집 Vol. 14, No.1, pp.312-315, 1987.

[3] 정효식, "분할된 영역의 특성을 이용한 차량번호판 포착," 동국대학교 석사 학위 논문, 12월, 1992.

[4] 조보호, 정성환, "특징 영역 기반의 자동차 번호판 인식 시스템," 한국 정보 처리학회 논문지, 제6권, 제6호, pp. 1686~1691, 6월, 1999.

[5] 임은경, 김광백, "새로운 인공 신경망을 이용한 자동차 번호판 인식에 관한 연구," 제11회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 논문집, pp.243-245, 2월, 1999.

[6] R. Taktak, M. Dufaut, and R. Husson, "Road Modeling and Vehicle Detection By Using Image Processing," IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 1994 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, pp.2153- 2158, Oct. 1994.

[7] Milan Sonka, Vaclav Havac and Roger Boyle, "Image Processing, Analysis and Machine Vision," University Press, Cambridge, pp.113-121, 1993.

[8] 이진배, "조명과 기울기에 강한 자동차 번호판 인식에 관한 연구," 숭실대학교 석사학위 논문, 6월, 1995.

[9] 이승우, 구건서, 남석우, 이기성, 오해석, "기울어진 자동차 영상으로부터의 자동차 번호인식," 한국정보과학회 가을 학술 발표 논문집 (A), pp.463-466, 10월, 1995.

[10] 최경민, 금기문, 진영근, 김태균, "HSI간의 관계를 이용한 컬러 영상 클러스터링 방법에 의한 문자 영역 추출," 한국정보과학회 가을 학술 발표 논문집(A), pp.459-462. 10월, 1995.

[11] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.

[12] 김성영, 권태균, 김민환, "추적에 의한 단순화된 윤곽선 추출," 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집, pp.356~361, 1999.

[13] A. James and Freeman, Neural Networks : Algorithm, Application and Programming Techniques, Addison Wesley, 1991.

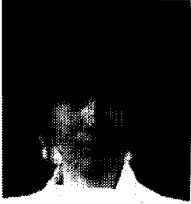
[14] Abhijit S. Pandya and Robert B. Macy, Pattern Recognition with Neural Networks in C++, CRC Press, 1996.

[15] C. A. Carpenter, S. Grossberg and J. H. Reynolds, "Supervised Real Time Learning and Classification of Nonstationary Data by Self- organizing Neural Networks," Jounral of Neural Networks Vol.4, pp.565-588, 1991.

[16] C. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition," Journal of IEEE Computer, Vol.21, No.3, 1998.

[17] K. B. Kim and K. C. Kim, "A Study on Face Recognition using New Fuzzy ART," Proceedings of ITC_CSCC'98, Vol.2 pp.1057-1060, 1998.

[18] K. B. Kim, M. H. Kang, and E. Y. Cha, "A Fuzzy Competitive Backpropagation using Nervous System," Proceedings of WCSS'97, pp.183-193, 1997.

[19] 이정란, 남미영, 김미영, 이종희, 김광백, "컬러 정보를 이용한 자동차 번호판 추출에 관한 연구," 한국 정보처리 학회 '98 추계 학술 발표 논문집, pp.1349-1352, 1998.

임 은 경

1999년 신라대학교 전자계산학과 졸업
1999년 3월 ~ 현재 신라대학교 전자계산학과 석사과정 재학중
관심분야 : 영상처리, 인공신경망, 퍼지 시스템

김 광 백

부산대학교 전자계산학과에서 이학석사와 박사학위를 취득하였으며 1996년 3월부터 1997년 2월까지 동의공업전문대학 사무자동학과에서 전임강사로 근무하였고 1997년 3월부터 신라대학교 컴퓨터정보공학부 인터넷 응용 공학전공에서 조교수로 재직 중이다.
주요 관심 분야는 인공신경망, 퍼지 시스템, 디지털 영상처리 및 의료 영상 처리 그리고 인공 생명이며 기관지 편평암 및 자궁암 세포 인식과 차량 번호판 인식 시스템에 대한 연구를 하고 있다.